

Approche LISREL comme pilier méthodologique de la validation empirique des modèles théoriques en sciences de gestion

LISREL approach as a methodological pillar for empirical validating theoretical models in management science

Mourad Baochi^{1*}, Rahhal Lahrach¹

¹ Laboratoire de Management et développement des entreprises et des organisations (MADEO), École Supérieure de Technologie, Université Mohammed Premier, Oujda, Maroc

*Corresponding author : baochimourad@gmail.com

Résumé

Cet article consiste à démontrer le rôle crucial de la modélisation par équations structurelles (MES), notamment l'approche basée sur la covariance, comme cadre méthodologique rigoureux et robuste pour la validation empirique des modèles théoriques en sciences de gestion. Elle met en lumière les atouts de l'approche LISREL, par rapport à l'approche basée sur la variance, pour tester et valider les modèles théoriques. En suivant une démarche systématique, le présent article explicite les fondements historiques et théoriques de la MES, ses principaux constituants, ainsi que les phases pratiques et opérationnelles de l'approche LISREL permettant l'évaluation de la qualité psychométrique des instruments de mesure et la validation des relations structurelles entre les variables latentes. L'étude propose, enfin, un guide méthodologique pratique et structuré destiné aux chercheurs en sciences sociales, plus particulièrement en sciences de gestion, souhaitant utiliser l'approche CB-SEM à travers les logiciels SPSS (pour la phase exploratoire) et AMOS (pour la phase confirmatoire).

Mots-clés : Sciences de gestion, Approche quantitative, Modélisation par équations structurelles, LISREL, SPSS, AMOS.

Abstract

This article demonstrates the crucial role of structural equation modeling (SEM), particularly the covariance-based approach, as a rigorous and robust methodological framework for the empirical validation of theoretical models in management science. It highlights the advantages of the LISREL approach over the variance-based approach for testing and validating theoretical models. Following a systematic approach, this article explains the historical and theoretical foundations of SEM, its main components, and the practical and operational phases of the LISREL approach for assessing the psychometric quality of measurement instruments and validating structural relationships between latent variables. Finally, the study offers a practical and structured methodological guide for social science researchers, particularly in management sciences, who wish to use the CB-SEM approach with SPSS (for the exploratory phase) and AMOS (for the confirmatory phase) software.

Keywords: Management science, Quantitative approach, Structural equation modelling, LISREL, SPSS, AMOS.



1. Introduction

Les techniques de 1^{ère} génération sont les plus couramment utilisées en sciences sociales en général et en sciences de gestion en particulier (Fornell, 1985), notamment la régression linéaire (simple et multiple), la régression logistique (Logit et Probit) et l'ANOVA, qui ont été fréquemment mobilisées pour tester des relations entre variables (Hair et al., 2022). Ces techniques présentent, néanmoins, un certain nombre de limites. D'abord, elles se base sur un postulat selon lequel la structure des modèles est simple, c'est-à-dire l'absence de médiation. Ensuite, elles considèrent que toutes les variables d'un modèle conceptuel sont observables directement, ce qui les rend incapables devant les variables latentes (VL). Enfin, elles ignorent les erreurs de mesure dans l'hypothèse où toutes les variables sont mesurées sans erreur (Haenlein & Kaplan, 2004). Afin de surmonter ces limites, et face à la complexité progressive des théories managériales et des modèles théoriques en sciences de gestion, les chercheurs se sont progressivement orientés vers les méthodes de 2^{ème} génération qui constituent une bonne alternative. Les méthodes de MES représentent l'illustration la plus emblématique de ces techniques en examinant simultanément les liens entre les différents types de variables (latentes et manifestes), tout en incluant les dimensions de mesure et de causalité. Elles permettent aux chercheurs de modéliser et d'estimer des relations jugées complexes entre plusieurs variables quelle que soit leur nature. En outre, elles prennent en considération les erreurs de mesure des variables observées lors de l'estimation des liens entre variables (Hair et al., 2022). L'approche SEM basée sur la covariance, pionnière en la matière, demeure aujourd'hui l'un des cadres méthodologiques essentiel grâce à sa rigueur, sa robustesse d'estimation et son exigence théorique.

Dans cette perspective, l'objectif principal de cet article est de mettre en évidence, de façon cohérente et méthodique, les fondements théoriques et conceptuels de la méthode LISREL ainsi que sa démarche pratique, afin d'en démontrer la pertinence comme pilier méthodologique pour la validation empirique des théories et des modèles théoriques en sciences de gestion, via l'utilisation des logiciels SPSS et AMOS. Malgré la diffusion progressive de la MES dans ces sciences, de nombreux chercheurs et doctorants continuent de rencontrer des difficultés dans sa compréhension et son application rigoureuse. Dès lors, le questionnement central de cet article est le suivant : *Comment l'approche LISREL permet-elle une validation empirique robuste des modèles théoriques complexes face aux limites des méthodes traditionnelles de première génération ?*

Afin d'y répondre, plusieurs sous-questions ont été formulées :

- *Quels sont les fondements théoriques et méthodologiques de la MES ?*
- *Pourquoi l'approche LISREL constitue-t-elle un choix privilégié pour la validation empirique des modèles théoriques en sciences de gestion ?*
- *Comment l'approche LISREL est-elle pratiquement mise en œuvre ?*
- *Comment peut-on examiner la qualité psychométrique du modèle externe ainsi que la pertinence du modèle interne ?*

Sur le plan structurel, le présent article s'organise autour de deux grandes parties. La première partie sera consacrée à l'exposition des fondements de la MES, ses composantes, ses étapes méthodologiques et une comparaison entre l'approche basée sur la covariance (CB-SEM ou LISREL)¹ et celle basée sur la variance (VB-SEM ou PLS)². La deuxième partie expose les phases de la démarche de l'approche LISREL, allant du développement du cadre théorique pour

¹ CB-SEM : *Covariance Based Structural Equation Modeling* ; LISREL : *Linear Structural RELationship*.

² VB-SEM : *Variance Based Structural Equation Modeling* ; PLS : *Partial Least Squares*.

construire le modèle conceptuel jusqu'à l'évaluation du modèle interne et l'interprétation et la discussion des résultats, en passant par l'évaluation du modèle de mesure au niveau exploratoire et au niveau confirmatoire.

2. Modélisation d'équations structurelles : fondements et démarche

2.1. Modélisation d'équations structurelles : Définition et démarche

2.1.1. Aperçu historique et définition de la MES

Les méthodes de la MES sont des approches méthodologiques et empiriques qui sont développées par K. Jöreskog (1973), W. Keesling (1972) et D. Wiley (1973). Elles consistent à tester des modèles de causalité complexes (Zheng *et al.*, 2019). En 1970, K. Jöreskog a élaboré le modèle LISREL afin de traiter statistiquement les variables latentes (VL). Dans les années 1970, Jöreskog collabore avec Dag Sörbom pour développer le logiciel LISREL, ce qui a permis de rendre ces techniques plus accessibles. Les recherches menées par Bagozzi (1980) et Valette-Florence (1988) en marketing ont joué un rôle essentiel dans leur émergence dans les domaines des sciences de gestion. Les méthodes de la MES combinent des modèles de chemins et des modèles factoriels confirmatoires pour intégrer à la fois des VL et des variables manifestes (VM) (Thakkar, 2020). Elles comportent un nombre élevé de VL, tout en incorporant des erreurs de mesure (Mourre, 2013). Elles procèdent à l'examen des effets simultanés sur plusieurs variables dépendantes ou médiatrices (Roussel *et al.*, 2005). Leur fonctionnement repose sur une articulation des analyses factorielles et de celles de régression linéaire (Roussel *et al.*, 2002). Les premières servent à évaluer le modèle de mesure des VL. Les secondes, quant à elles, servent à évaluer le modèle structurel (Ahmimid, 2018).

2.1.2. Démarche de la méthode de MES

En suivant une démarche de recherche déductive, la MES comporte cinq étapes clés (Roussel *et al.*, 2002) :

- **Élaboration du modèle théorique**

Selon Roussel *et al.* (2002), le modèle théorique fait référence à un ensemble de liaisons illustrant une meilleure compréhension d'une situation observée de gestion. Cette première phase a pour but de mettre une conception du modèle théorique en se basant sur une ou plusieurs théories et/ou sur une ou plusieurs études antérieures afin de déterminer les VL (concepts ou construits) et les relations entre elles, c.-à-d. les hypothèses de recherche.

- **Spécification du modèle**

Cette deuxième phase vise à identifier les différents paramètres à estimer dans les deux modèles (interne et externe) (Roussel *et al.*, 2005).

- **Identification du modèle**

Un modèle identifié (ou déterminé) est celui qui contient suffisamment d'informations pour pouvoir réaliser des estimations précises de ses paramètres. En d'autres termes, un modèle est dit identifié lorsqu'il est concevable de déterminer une estimation propre à chacun de ses coefficients (Roussel *et al.* cité dans Ahmimid, 2018, 211). Pour cela, il faut remplir trois conditions : la base de données doit contenir au moins autant d'observations que de coefficients à estimer ; l'absence de multicollinéarité entre les indicateurs ; le degré de liberté (ddl) qui doit être positif ou au moins nul. Celui-ci représente l'écart entre le nombre de moments distincts de l'échantillon et celui de coefficients à estimer (Roussel *et al.*, 2005, p.305). En matière d'identification du modèle, le chercheur peut rencontrer l'une des trois situations suivantes

(Roussel et al., 2005) : modèle sur identifié (ddl positif), modèle juste identifié (ddl nul) et modèle sous identifié (ddl négatif). Il convient de souligner que le modèle désiré par tout chercheur est celui qui est sur-identifié, ou à défaut, au moins juste identifié (Collier, 2020). Dans le cas contraire, il sera difficile, voire impossible d'estimer les coefficients du modèle.

- **Estimation du modèle**

Cette troisième phase sert à calculer les paramètres spécifiés dans le modèle global. Il s'agit, en effet, de déterminer des relations entre les VM et les VL (modèle externe) et de calculer les coefficients structurels entre les VL (modèle interne). Au ce stade, le chercheur doit effectuer deux choix : d'une part, la matrice de données initiales (matrice de variances-covariances ou celle de corrélations) et d'autre part, la méthode d'estimation des coefficients (maximum de vraisemblance, MV ou moindres carrés généralisés, MCG) (Ahmimid, 2018).

- **Interprétation des résultats et modifications éventuelles du modèle**

Une fois le modèle théorique identifié et ses coefficients estimés, le chercheur procède à l'interprétation des résultats. Dans cette perspective, il convient, avant tout, d'examiner la qualité d'adéquation (d'ajustement) du modèle théorique aux données observées. Cela renvoie à faire une analyse approfondie qui s'effectue en évaluant de manière successive le modèle externe, le modèle global et le modèle interne. Il est, en outre, essentiel d'avoir un bon ajustement du modèle théorique avant de passer à l'interprétation et la discussion des résultats. A défaut, il faut mettre en place des modifications, voire une respécification du modèle initial en vue d'explorer le modèle le mieux ajusté, qui correspond parfaitement aux données observées (Thakkar, 2020).

2.2. Raisons de choix de la méthode MES pour valider les modèles théoriques

Le recours à la méthode MES comme approche d'analyse de données en sciences de gestion dépend de trois raisons principales :

- Les méthodes d'analyse multivariée sont classées selon leur génération (de 1^{ère} ou de 2^{ème} génération) et leur objectif (exploratoire ou confirmatoire) (tableau 1). À la différence des techniques multivariées de 1^{ère} génération dont l'erreur de mesure est souvent négligée, la MES, en tant que technique de 2^{ème} génération, offre au chercheur l'opportunité d'intégrer les biais de mesure dans le modèle de recherche (Ahmimid, 2018). Cela permet d'avoir des estimations plus fiables des coefficients du modèle (Hair et al., 1998).
- Toujours pour dépasser les limites des techniques multivariées de 1^{ère} génération, les méthodes de la MES permettent d'inclure conjointement de nombreuses VL (dépendantes, indépendantes et médiatrices) dans une même analyse. Cela permettra au chercheur d'examiner les effets (directs, indirects et totaux) entre elles.
- Le traitement des modèles conceptuels comportant des VL, non mesurables directement. Pour les mesurer, le chercheur doit recourir à des VM qui sont présumés liées fortement à la VL qu'elles mesurent. Les méthodes MES accordent au chercheur l'opportunité de confirmer la fiabilité des mesures des concepts ainsi que leur validité, en utilisant l'AFC.

Les techniques de 1^{ère} génération sont les plus utilisées par les chercheurs en sciences sociales (Fornell, 1985). Celles-ci présentent, cependant, des limites. D'abord, elles se basent sur un postulat selon lequel la structure des modèles est simple (absence de variables médiatrices (VMe)). Ensuite, elles considèrent que toutes les variables du modèle sont mesurables directement (incapables devant les VL). Enfin, elles négligent l'erreur de mesure en supposant que toutes les variables sont mesurées sans erreur (Haenlein & Kaplan, 2004). Afin de dépasser ces limites, les chercheurs se sont progressivement dirigés vers les techniques de 2^{ème} génération (MES) comme alternative. La MES rend possible la modélisation et l'estimation des liens jugés

complexes entre plusieurs variables quelle que soit leur nature (VD, VI, VMe et variables Modératrices (VMO)). En outre, elle prend en considération de l'erreur de mesure des VM lors de l'estimation des liens entre les VL (Hair et al., 2022).

Tableau 1 : Organisation des méthodes d'analyse multivariée

	Objectif exploratoire	Objectif confirmatoire
Techniques de première génération	<ul style="list-style-type: none"> – Analyse de clusters. – Analyse factorielle exploratoire (AFE). – Analyse multidimensionnelle des similarités. 	<ul style="list-style-type: none"> – Analyse de variance (ANOVA). – Régression linéaire. – Régression logistique. – AFC ;
Techniques de deuxième génération	<ul style="list-style-type: none"> – PLS-SEM ou VB-SEM. 	<ul style="list-style-type: none"> – LISREL-SEM ou CB-SEM.

Source : Adapté de (Hair et al., 2022, p.14)

2.3. Composantes des modèles d'équations structurelles

2.3.1. Types de variables

Généralement, le modèle MES se compose de deux catégories de variables (observées et latentes) en plus de l'erreur de mesure :

- **Les variables observées ou mesurées**

Appelées également VM, les variables observées sont des variables pour lesquelles le chercheur dispose d'une mesure directement recueillie (Badaoui & Chettih, 2017). Elles sont représentées dans le modèle par des formes rectangulaires (Id₁ à Id₁₂ dans la figure 1).

- **Les variables latentes**

Appelées également variables non observées, les VL correspondent à des variables non directement observables (Badaoui & Chettih, 2017). Elles sont, de ce fait, mesurées indirectement à travers les VM. Elles représentent un ensemble de concepts théoriques issues des théories ou des études antérieures (Zheng et al., 2019). Elles sont représentées dans le modèle par des formes ovales (X₁, X₂, M et Y dans la figure 1). Dans un modèle d'équations structurelles, les VL peuvent jouer trois rôles différents : soit *des VL endogènes* (VLD ou à expliquer ou en aval) qui sont des construits expliqués dans le modèle par au moins une autre variable (Hair et al., 2022) (Y dans la figure 1) ; soit *des VL exogènes* (VLI ou explicatives ou en amont) qui sont des construits qui expliquent au moins une variable et qui ne peuvent pas être affectées par une autre variable dans le modèle spécifié (Badaoui & Chettih, 2017) (X₁ et X₂ dans la figure 1) ; soit *des VL médiatrices* qui sont des variables intermédiaires qui expliquent la relation existante entre une VI et une VD (Baron & Kenny, 1986) (M dans la figure 1). Les VLD et les VMe sont toujours associées à des termes d'erreur qui sont des erreurs d'estimations ou de prédiction (Sarstedt et al., 2022) (z₁ et z₂ dans la figure 1).

- **L'erreur de mesure (résidu ou terme d'erreur)**

Le terme d'erreur peut être défini comme étant « la différence entre la valeur réelle d'une variable et la valeur obtenue par une mesure » (Hair et al., 2022, p.326). Elle représente toutes les autres causes ou explications du construit que l'ensemble des indicateurs ne capte pas (Diamantopoulos, 2006). Notons que les indicateurs formatifs n'ont pas de terme d'erreur (Sarstedt et al., 2022). L'erreur de mesure peut avoir deux sources différentes : une source aléatoire qui menace la fiabilité de l'échelle de mesure adoptée ou une source systématique qui

menace sa validité. Les erreurs de mesure ne sont pas mesurables (Zheng et al., 2019) (e_1 à e_9 dans la figure 1). La valeur de l'instrument de mesure utilisé (M) est égale à la valeur réelle (V) plus l'erreur aléatoire (EA) et l'erreur systématique (ES) (Evrard et al., 2003, p.278) : $M = V + EA + ES$

2.3.2. Les modèles interne et externe

Dans le cadre de la MES, deux modèles distincts et indépendants sont repérés : externe (ou de mesure) et interne (ou structurel) (figure 1).

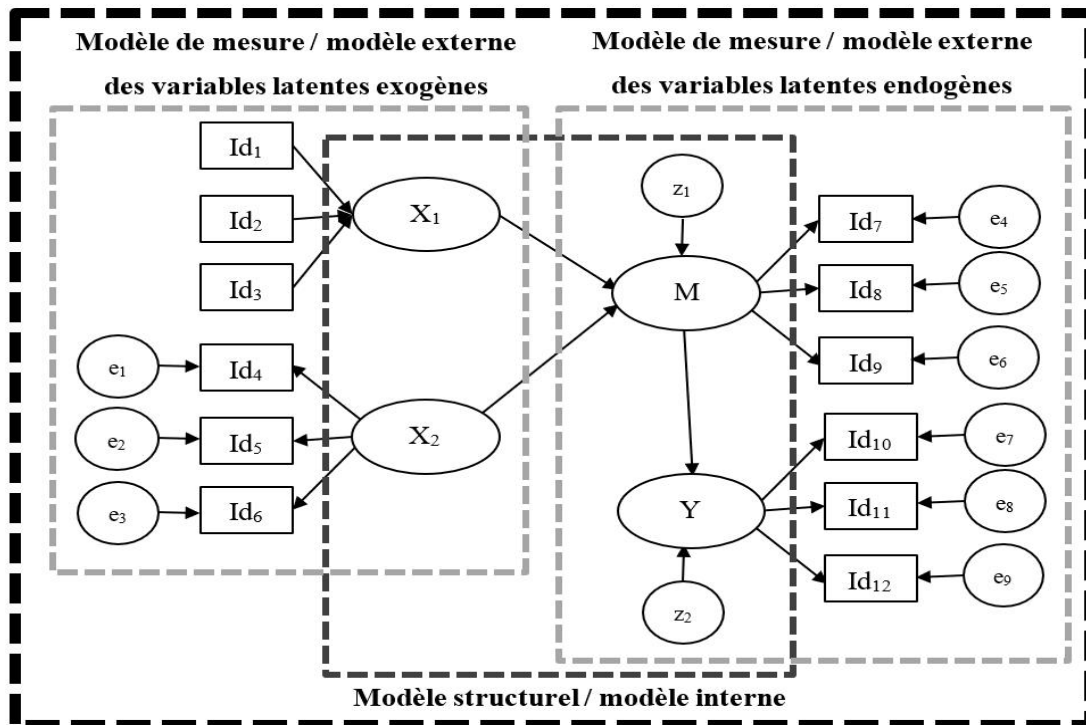
- Le modèle de mesure (ou externe)

Ce modèle spécifie les liaisons linéaires entre les construits (VL) et leurs items (VM) (Badaoui & Chettih, 2017). Il contribue à mesurer les VL qui existent à travers les VM avec lesquelles ils sont en relation (Ahmimid, 2018). On peut distinguer entre deux types de modèle de mesure : le premier pour les VL exogènes et le second pour les VL endogènes (Hair et al., 2022) (figure 1). En outre, le modèle de mesure comprend deux catégories de modèle : le modèle formatif et le modèle réflexif (ou réflexif). Dans le premier, la VL est le reflet de ses indicateurs, pas forcément corrélés, qui la forme. Il correspond à un modèle de régression multiples de la VL sur ses indicateurs (Stan & Saporta, 2006) (les relations entre Id_1, Id_2 et Id_3 et X_1 dans la figure 1). Dans le second, ce sont les VM qui sont le reflet de la VL. Il s'agit d'une équation de régression simple de chaque VM sur sa VL (Stan & Saporta, 2006). Le construit constitue la source commune expliquant ses indicateurs. Ceux-ci doivent être positivement corrélés (les relations entre Id_4, Id_5 et Id_6 et X_2 dans la figure 1) (Zheng et al., 2019).

- Le modèle structurel (ou interne)

Le modèle interne correspond à l'ensemble de liaisons linéaires causales entre les VL que le chercheur souhaite établir (Gefen et al., 2000) (figure 1).

Figure 1 : Modèle d'équations structurelles global (interne et externe)



Source : Adapté de (Hair et al., 2022, p.24)

Il peut se présenter en deux formes : un modèle structurel récursif et un modèle structurel non récursif (ou en boucle). Dans le premier, la causalité entre les VL du modèle doit être unidimensionnelle (Lacroux, cité dans Ahmimid, 2018, 212). A l’opposé, dans le modèle en boucle, on peut rencontrer des liaisons réciproques, dans lesquelles deux VD s’influencent mutuellement (Mourre, 2013).

2.4. Comparaison entre la méthode de CB-SEM et la méthode VB-SEM

Dans le cadre de la MES, l’estimation des coefficients du modèle peut être réalisée à l’aide de l’un des algorithmes existants. Toutefois, deux algorithmes sont largement mobilisés dans les travaux de recherches en sciences sociales (Ahmimid, 2018) : CB-SEM et VB-SEM. La première méthode est la plus utilisée (Jöreskog & Wold, cité dans Stan & Saporta, 2006, 1), et cela grâce à sa robustesse et à la fiabilité de ses estimations. Elle repose sur l’étude de la matrice de covariance et le MV comme méthode d’estimation privilégiée. La seconde méthode repose sur l’analyse de la structure de variance et la maximisation du pouvoir explicatif des items (tableau 2).

Tableau 2 : Comparaison entre VB-SEM et CB-SEM

Critères	PLS (VB-SEM)	LISREL (CB-SEM)
Méthodologie	Elle repose sur la variance	Elle repose sur la covariance
VL	Combinaison linéaire de ses VM.	Combinaison linéaire de toutes les VM.
Liaisons entre les VL	Tester uniquement les modèles récursifs.	Tester les modèles récursifs et non récursifs.
VM	Méthode appropriée à toutes les catégories de variables (nominales, d’intervalle ou continues).	Méthode appropriée uniquement aux variables continues ou d’intervalle.
Normalité des items	Non exigée	Exigée
Modèle de mesure	Réflexif ou formatif	Uniquement réflexif
Optimalité	S’intéresse à la rigueur des prédictions	S’intéresse à la rigueur des coefficients de régression
Qualité des modèles	Modèle de mesure de meilleure qualité	Modèle structurel de meilleure qualité
Complexité modèle	Grande complexité (100 VL, 1000 VM)	Complexité réduite (moins de 100 VM)
Echantillon	Entre 30 et 100	Entre 200 et 800
Identification du modèle	Dans un modèle récursif, le modèle est toujours identifié	Cela dépend du modèle. Toutefois, il faut disposer d’un nombre ≥ 4 de VM pour une VL ; le minimum de VL pour que le modèle soit juste identifié est de 3.
Estimation du modèle global	<ul style="list-style-type: none"> – Le modèle externe et le modèle interne sont estimés simultanément ; – Estime des paramètres du modèle qui maximise la variance expliquée du construit endogène. 	<ul style="list-style-type: none"> – Le modèle externe est estimé et validé de manière indépendante du modèle interne ; – Estime les paramètres du modèle qui minimise l’écart entre la covariance estimée et la covariance de l’échantillon.
Indices d'ajustement	Absents	Présents
Logiciels	Smart-PLS ; WarpPLS...	LISREL ; R ; Mplus ; AMOS...

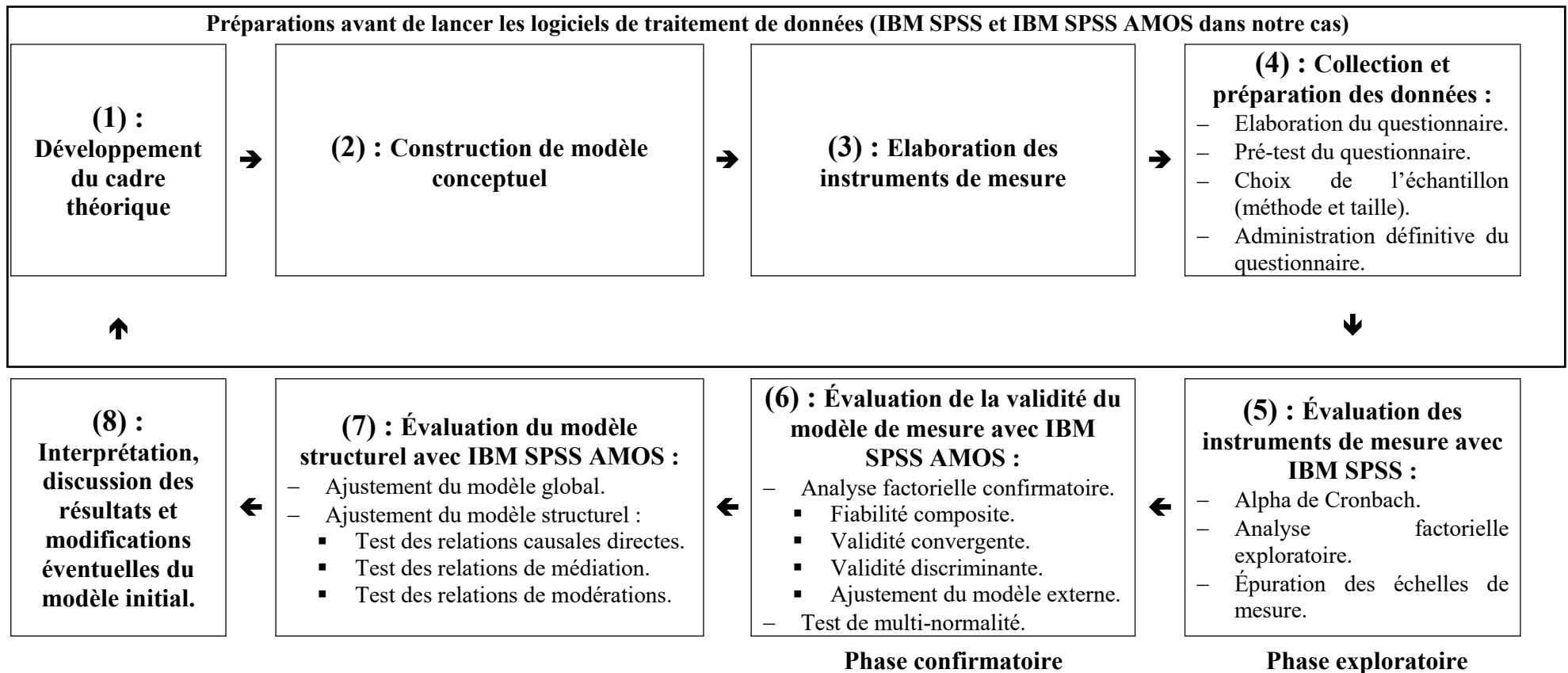
Source : adapté de (Stan & Saporta, 2006, p.3)³

³ Ce tableau est inspiré des travaux de Jöreskog et Wold (1982), Chin (2000) et Esposito Vinzi (2003).

3. Démarche de la méthode LISREL (CB-SEM)

La figure 2 illustre les principales phases de la démarche de la MES, principalement la méthode CB-SEM.

Figure 2 : Phases de la méthode CB-SEM (LISREL)



Source : Adapté de (Zheng et al., 2019, p. 15)

3.1. Développement du cadre théorique

L'utilisation d'une méthode MES, plus particulièrement l'approche LISREL, exige pour le chercheur de se baser sur un fondement théorique solide. Celui-ci doit se composer soit d'un ou plusieurs théories soit des études antérieures soit les deux à la fois. L'objectif est de justifier les liens linéaires contenues dans le modèle conceptuel.

3.2. Construction du modèle conceptuel

En se basant sur un fondement théorique solide, le chercheur élabore un modèle conceptuel qui se compose d'un ensemble d'hypothèses. Celles-ci sont tout simplement des relations entre deux variables, l'une explicative (ou indépendante) et l'autre expliquée (ou dépendante).

3.3. Construction des instruments de mesure

À ce niveau, il convient de chercher un instrument de mesure convenable et acceptable par la communauté des chercheurs afin de mesurer les concepts. Le chercheur a, en effet, le choix d'établir un instrument à partir de la littérature et de l'adapter ou de le créer lui-même.

3.4. Collecte et préparation des données

Une fois l'échelle de mesure a été adoptée, le chercheur doit élaborer le questionnaire de l'étude. Ensuite, il doit procéder à son pré-test avant de commencer le recueil définitif de données. Les données collectées doivent être préparées et nettoyées en vérifiant les données manquantes, les schémas de réponses suspectes et les données aberrantes. Le but est d'avoir un jeu de données prêt pour la saisie au niveau des logiciels utilisés.

3.5. Évaluation exploratoire des instruments de mesure avec SPSS

Dans cette phase, on procède à une analyse exploratoire de données à l'aide du logiciel SPSS en vue d'examiner les échelles de mesure mobilisées dans le questionnaire. Cela consiste à mesurer leur fiabilité de consistance (ou de cohérence) interne et leur validité (celle du construit). Churchill suggère en 1979 une méthode, qu'il a qualifié de « paradigme de Churchill » (Churchill, 1979), pour développer des échelles multiples d'attitudes afin de construire des questionnaires d'enquête (Roussel, 2005). Ce paradigme comporte deux phases : exploratoire et confirmatoire. En se référant à ce paradigme, le chercheur doit effectuer une première itération consistant à tester la fiabilité de cohérence interne et la validité de l'instrument de mesure (Roussel, 2005). *Le premier test* est réalisé en utilisant le coefficient d'alpha de Cronbach, alors que *le second test* est effectué à l'aide l'AFE, le plus souvent via une « analyse en composantes principales (ACP) ». Si les résultats sont satisfaisants, c.-à-d. si on obtient une valeur d'alpha de Cronbach satisfaisante ($> 0,7$) et une structure factorielle simple (chaque variable sature sur une seule et unique composante ou facteur), le chercheur met fin à l'évaluation exploratoire et passe directement à l'évaluation confirmatoire du modèle externe. Dans le cas contraire, il doit éliminer les items qui causent le problème et refaire une deuxième itération voire une troisième et parfois davantage (Roussel, 2005). L'objectif de ces itérations successives est l'épuration de l'échelle de mesure adoptée.

3.5.1. Fiabilité des échelles de mesure : Alpha de Cronbach

D'après Roussel (1996), la fiabilité d'un instrument de mesure est son aptitude à fournir des résultats semblables en cas d'administration de plusieurs échantillons tirés d'une même population. Pour l'évaluer, les chercheurs disposent de plusieurs techniques telles que le

test/retest, la méthode des deux moitiés et celle des formes alternatives, etc. Cependant, c'est la fiabilité de cohérence interne (ou fiabilité interne) qui est la plus mobilisée par les chercheurs, notamment en sciences sociales. Celle-ci signifie que quel que soit le contexte, le répondant à un questionnaire fournira des réponses similaires aux items représentant un même construit (Roussel, 2005).

En pratique, la fiabilité interne est évaluée en recourant au coefficient d'Alpha de Cronbach développé par ce même auteur (Lee Cronbach) en 1951. Selon ce coefficient, « *les énoncés utilisés pour mesurer un construit ne sont qu'un échantillon de tous les énoncés possibles pouvant mesurer ce construit* » (Chéron et al., 1984, 176). Il calcule la moyenne des corrélations des réponses aux questions différentes d'une même échelle mesurant une même dimension (Zheng et al., 2019). Tout en se situant entre 0 et 1, sa valeur dépend de deux éléments : le nombre d'indicateurs composant l'échelle et la corrélation entre eux. En effet, plus ce nombre et cette corrélation sont élevés, plus sa valeur approche 1, et inversement (Vautier et al., 2005). Toutefois, tout en étant positives, les corrélations entre les indicateurs d'une même échelle de mesure ne doivent être ni trop élevées, c.-à-d. très proches de 1 (redondance entre les items) ni trop faibles, c.-à-d. très proches de 0 (faible cohérence entre les items). Selon Evrard et al. (1997), un alpha situant entre 0,6 et 0,8 est considéré comme acceptable dans le cadre d'une étude exploratoire. De même, Nunnally (cité dans Ayari et al., 2023, 12) considère qu'une valeur comprise entre 0,6 et 0,7 est acceptable. Tenenhaus et al. (2005) fixe un seuil de 0,7 ($\alpha \geq 0,7$) afin de juger d'une bonne fiabilité interne.

3.5.2. Validité des instruments de mesure en phase exploratoire : AFE

L'analyse factorielle est une méthode de la statistique descriptive exploratoire multivariée qui consiste à réduire un grand nombre de variables à un nombre limité de facteurs afin de faciliter l'assimilation et l'interprétation des résultats, d'où vient l'appellation «réduction de dimension». Elle est apparue au début des années 1900 grâce aux travaux de Charles Spearman et est employée dans plusieurs domaines, notamment ceux issus des sciences sociales (Sürücü & Maslakci, 2020). D'après Zheng et al. (2019, p.16), « *l'AFE permet de déterminer des regroupements de variables qui représentent des concepts en fonction de leurs intercorrélations à partir de la matrice de corrélation dans le but de générer des VL* ».

L'AFE a pour finalité de tester l'unidimensionnalité des instruments de mesure. Pour ce faire, les auteurs recommandent l'utilisation de l'ACP (Vautier et al., 2005). Avant d'entamer l'ACP, il faut vérifier que les VM sont factorisables. Pour cela, on fait appel à deux tests principaux⁴ :

- *Le test de sphéricité de Bartlett* : qui consiste à examiner l'hypothèse nulle (H_0) pour laquelle les coefficients de corrélation entre les items sont nuls. Il cherche à tester si la

⁴ En plus de ces deux tests, il y a d'autres indicateurs qui nous montrent que les données de notre étude sont factorisables ou non. Le premier indicateur concerne le déterminant de la matrice des corrélations entre les items pris deux à deux, qui doit être à la fois différent de « 0 » (absence de la multi-colinéarité) et différent de « 1 » (au moins deux items sont significativement corrélés). Le second indicateur concerne la matrice des corrélations anti-image (ou le test MSA, *Measures of Sampling Adequacy*). Si le test KMO permet d'évaluer la suffisance ou non de l'échantillon pour toutes les variables (ou les items) de l'étude, le test MSA permet d'évaluer la suffisance ou non de l'échantillon pour chacun des items de l'étude. Ce que nous intéresse dans la matrice des corrélations anti-image ce sont les coefficients de la diagonale principale (CDP) qui sont les indices KMO pour chaque variable initiale. Il est souhaitable que ces indices soient grands : plus l'indice est élevé, plus la variable a le mérite de faire partie de l'étude. Généralement, ces coefficients doivent être supérieurs ou égale à 0,5 (CDP $\geq 0,5$). Sinon, il faut supprimer l'item pour lequel ce coefficient est inférieur à 0,5 et refaire à nouveau l'analyse factorielle (Navarro et al., 2021 ; Numan, 2021).

matrice des corrélations correspond à la matrice unité. On doit donc tenter de rejeter H_0 et une p-value $\leq 0,05$ permet de vérifier cette condition (Navarro et al., 2021).

- *L'indice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)* : qui constitue une mesure de la suffisance de l'échantillonnage, car l'analyse factorielle repose sur la structure des corrélations entre les items, et les coefficients de corrélation sont influencés par la taille de l'échantillon (Ossama, 2008). Il permet de mesurer le degré de cohérence entre les indicateurs retenus ainsi que la pertinence des mesures du concept latent. Il varie de 0 à 1. S'il est proche de 0, la factorisation est dite impossible. En revanche, s'il est proche de 1, on dit que l'information est principalement concentrée sur les premiers axes factoriels. Les indicateurs sont considérés comme factorisables lorsque le coefficient KMO excède 0,5 (Kaiser & Rice, 1974). Toutefois, il est préférable qu'il soit supérieur à 0,6 ou à 0,7 (Navarro et al., 2021).

Pour fixer le nombre de facteurs à conserver, on se réfère aux règles (ou critères) suivantes : *Règle 1 (critère de Jolliffe)* qui consiste à garder le nombre de composantes permettant d'expliquer une part minimale de variance (Jolliffe, 2002) ; *Règle 2 (critère de Kaiser) ou critère des valeurs propres (eigenvalue)* qui consiste à sélectionner les facteurs ayant une valeur propre ≥ 1 (Kaiser, 1960) ; *Règle 3 (critère de Cartell)* qui repose sur le *scree plot*, où les composantes sont placées en abscisse et les valeurs propres en ordonnée. L'idée est d'identifier les coudes qui montrent un changement de structure (Horn & Cattell, 1966).

Pour bien interpréter l'ACP, il convient d'une part d'examiner les saturations (*factor loading*) et les communalités (ou la qualité de représentation) et, d'autre part, de mener des rotations.

- **Les saturations**

Les saturations factorielles (ou loading) correspondent aux coefficients de corrélation entre les items et les facteurs (ou composantes) extraits. Une fois mis au carré, ils représentent la contribution de chaque item dans le facteur. Chaque composante peut être considérée comme la combinaison des items qui lui sont les fortement associés. Le signe d'un coefficient de corrélation se comprend comme le sens de cette contribution. L'interprétation généralement retenue est celle des saturations après rotation. La meilleure structure que le chercheur peut rencontrer lors de l'ACP est la structure simple. C'est celle pour laquelle chaque variable (item) sature sur une seule composante, c'est-à-dire l'absence des saturations secondaires (Ahmimid, 2018). Celles-ci se reproduisent lorsqu'un item sature sur plus d'une composante ($> 0,40$), ce qui complique l'interprétation des résultats de l'ACP (Roussel, 2005). Pour pouvoir interpréter les résultats obtenus, dont le but est d'épurer l'échelle de mesure, deux critères empiriques sont fréquemment utilisés (Roussel, 2005) : Critère 1 qui consiste à supprimer les items dont aucune saturation n'est $> 0,3$ sur au moins un seul facteur, ou des items dont plusieurs contributions sont $> 0,3$ sur de nombreuses composantes (Blau et al., 1993) ; Critère 2 qui vise à éliminer les items qui n'ont aucune saturation $\geq 0,5$ sur l'un des facteurs (Evrard et al., 1997).

- **Les rotations**

Dans le cadre de l'ACP, le problème réside dans le fait qu'elle peut ne pas générer une structure factorielle simple à cause de plusieurs items qui ont des saturations significatives ($> 0,3$) sur plusieurs composantes. Dans une telle situation, il convient d'effectuer une rotation avant de statuer sur la suppression de ces items. Deux catégories principales de rotation sont identifiées : *rotation orthogonale* où les axes sont repositionnés tout en conservant un angle droit (90°), ce qui garantira l'indépendance des facteurs extraits ; *rotation oblique* qui a la capacité de déplacer les axes de référence en modifiant l'angle qu'ils établissent entre eux. Les

méthodes les plus utilisées, notamment en sciences sociales, sont la méthode *Varimax* (orthogonale) qui aboutit à des facteurs indépendants et la méthode *Oblimin directe* (oblique) qui aboutit à des facteurs dépendants (Evrard et al. cité dans Ahmimid, 2018, 203).

- **Les communalités (ou la qualité de représentation)**

Les communalités renvoient aux contributions de chaque item dans les différents facteurs extraits. Elles mesurent la part de l'item expliquée par les composantes extraites (Evrard et al., 1997). Il y a des seuils empiriques établies dans la littérature en dessous desquelles les items sont jugés comme ayant une faible qualité de représentation. Ces seuils se présentent comme suit (Philippeau, 1986) : variance expliquée supérieure au seuil de 0,8 (l'item est très bien représenté par les facteurs retenus) ; variance expliquée située entre 0,65 et 0,8 (l'item est bien représenté) ; variance expliquée située entre 0,4 et 0,65 (l'item est moyennement représenté) et variance expliquée inférieure à 0,4 (l'item est médiocrement représenté). Il faut donc éliminer les items ayant une communalité trop faible ($< 0,4$), car une telle valeur signifie que moins de 40% de leur variance étant expliquée par les facteurs extraits (Roussel, 2005).

3.6. Évaluation confirmatoire de la validité du modèle de mesure via AMOS

Cette phase consiste à examiner la validité et la fiabilité du modèle externe dans le but d'apprécier la qualité de la mesure des VL (Zheng et al., 2019). Elle sert à répondre à deux questions principales : *mesure-t-on ce que l'on entend mesurer (validité) ? la mesure obtenue est-elle de bonne qualité (fiabilité) ?* Dans cette perspective, on recourt à l'AFC qui a pour objectif principal de tester l'exactitude de l'échelle ou du modèle de mesure précédemment validé et prétesté dans la phase exploratoire (AFE) (Sürücü & Maslakci, 2020). Ainsi, l'AFE est employée pour explorer des items qui sont liés à un concept théorique. L'AFC permet de tester ce modèle factoriel hypothétique qui est habituellement basée sur l'hypothèse selon laquelle chaque item ne mesure qu'un seul et unique facteur latent et n'a pas de charge (*loading*) croisée statistiquement significative sur un autre facteur. Elle permet de s'assurer si la structure de covariance du modèle théorique est capable de reproduire la matrice de covariance empirique, ou au moins lui ressemble très fortement (Goretzko et al., 2024). En pratique, l'AFC permet d'examiner la fiabilité des construits, leur validité et d'évaluer la qualité d'ajustement du modèle externe (Roussel et al., 2005). À défaut, les résultats de l'étude ne peuvent pas être interprétés correctement (Sürücü & Maslakci, 2020). Une fois le modèle externe testé et validé, et avant d'entamer l'évaluation du modèle interne et au test des hypothèses, le chercheur doit procéder au test de la multi-normalité des items. Cette étape constitue une condition indispensable, notamment pour utiliser la méthode CB-SEM (ou LISREL).

3.6.1. Fiabilité de la consistance interne : alpha de Cronbach et fiabilité composite

Selon Hair et al. (2022, p.326), « une mesure est fiable quand elle produit des résultats consistants sous des conditions consistantes ». L'indicateur d'évaluation de la fiabilité le plus fréquemment utilisé est celui de la fiabilité de la consistance interne. Celle-ci est définie, par Hair et al. (2022, p.326) comme étant « la forme de la fiabilité utilisée pour juger de la consistance des résultats des différents items d'un même test. Elle détermine si les items mesurant un construit sont similaires dans leurs scores (c.-à-d. si les corrélations entre les items sont fortes) ». Deux indicateurs de mesure de fiabilité de cohérence interne sont habituellement utilisés : l'alpha de Cronbach qui est utilisé lors de l'AFE (Awang, 2012) ; l'indice CR (*Composite Reliability*) (ou Rho de Raykov) qui est utilisé quant à lui lors de l'AFC et est interprété comme l'alpha de Cronbach (Collier, 2020). Leurs valeurs varient entre 0 et 1. Selon Hair et al. (2022), des valeurs situées entre 0,6 et 0,7 sont jugées

acceptables dans une étude exploratoire, tandis que celles comprises entre 0,7 et 0,9 sont souhaitables quand il s'agit d'une recherche confirmatoire.

3.6.2. Validité du construit : convergente, discriminante et ajustement du modèle

La validité du construit se réfère à la façon dont l'instrument mesure bel et bien le concept (le construit théorique) qu'il est supposé mesurer (Sürücü & Maslakci, 2020). La validité d'une échelle de mesure renvoie à son aptitude à mesurer correctement le concept qu'elle est supposée mesurer (Awang, 2012). Elle se vérifie à travers trois dimensions : la validité convergente, la validité discriminante et la qualité globale du modèle externe.

• La validité convergente (VC)

La VC détermine si les indicateurs d'un construit mesurent tous la même chose (Collier, 2020), ce qui signifie que les items représentant les différentes apparences d'un concept doivent être fortement associés statistiquement (Roussel, 2005). La VC d'un construit latent est vérifiée lorsque ce dernier partage plus de variance avec ses items qu'avec le résidu. Elle est évaluée, d'abord, en examinant les charges factorielles (*factor loadings*) fournies par l'AFC, notamment celles standardisées. Celles-ci sont comprises entre 0 et 1, ce qui facilite la comparaison des poids de chacun des indicateurs composant l'instrument de mesure. En outre, en élevant au carré la charge factorielle standardisée, on obtient la part de variance expliquée par le construit latent dans chaque indicateur (Collier, 2020). Selon ce critère, la VC est adéquate lorsque les charges factorielles standardisées sont $> 0,7$ (Collier, 2020), ce qui signifie que chaque item standardisé partage plus de variance ($0,71^2 = 0,5041 > 0,5$) avec son construit latent qu'avec le terme erreur (Zheng et al., 2019). Elle peut aussi être confirmée en déterminant la variance moyenne extraite (*Average Variance Extracted, AVE*) pour tout construit dans le modèle. Créé par Fornell et Larcker (1981), l'AVE tente de mesurer l'ampleur de la variance qu'une VL capture à partir de ses items par rapport à l'ampleur de la variance due au terme d'erreur (cité dans Chin & Marcoulides, 1998). Pour Chin et Marcoulides (1998), une valeur de l'AVE $\geq 0,5$ indique que la VC est acceptable, tandis qu'une valeur $\geq 0,7$ indique qu'elle est vérifiée.

• La validité discriminante (VD)

La VD signifie que les items représentant un construit permettent de le mesurer de manière claire et distincte de celles d'autres construits (Roussel, 2005). Cela peut poser des problèmes lorsqu'il y'a une multicollinéarité⁵ ou une forte corrélation ($> 0,85$) entre les concepts (Collier, 2020). Elle est confirmée quand la VL partage plus de variance avec ses items qu'avec les items d'un construit différent. Trois critères sont les plus recommandés pour l'examiner :

- *Critère de Fornell & Larcker, (1981)* : qui compare $\sqrt{AVE_i}$ de chaque construit par rapport à ses coefficients de corrélation avec tous les autres concepts du modèle (Hair et al., 2022). La VD est vérifiée lorsque chaque valeur $\sqrt{AVE_i}$ de la diagonale excède les coefficients de corrélation du construit « i » avec les autres construits.
- *Critère de Cross Loadings (saturations croisées)* : il s'agit des corrélations des construits avec les items contenus dans le modèle (Hair et al., 2022). Pour que la VD soit vérifiée, il faut que pour chaque construit latent le poids factoriel des items dans le facteur respectif soit supérieur aux autres poids dans le reste des facteurs.

⁵ La multicollinéarité pose un problème dans les modèles de régression linéaire en empêchant le modèle de distinguer l'effet propre de chaque variable. Idem pour un modèle MES qui se compose de plusieurs sous-modèles de régression linéaire (simples et multiples). En effet, la multicollinéarité aboutit à des estimations biaisées des paramètres du modèle.

- *Critère de Hétérorait-Monotrait (HTMT)* : le ratio HTMT est proposé par Henseler Ringle et Sarstedt (2015) comme alternative au critère de Cross Loadings en vue d'évaluer la VD avec une grande précision. Pour Henseler, Ringle et Sarstedt (2015), chaque valeur de corrélation HTMT doit être $> 0,85$ (tolérer jusqu'à 0,9) pour juger qu'il n'y a pas de multicolinéarité entre les deux construits. En d'autres termes, une valeur HTMT $> 0,9$ indique une mauvaise VD (Franke & Sarstedt, 2019).
- **Ajustement du modèle externe dans l'AFC : indices d'ajustement**

Dans la MES, il n'est pas aussi facile d'évaluer l'ajustement du modèle comme dans les méthodes statistiques de 1^{ère} génération qui se basent sur des variables mesurées directement sans erreur (Schermelleh-Engel et al., 2003). L'ajustement du modèle consiste à comparer les données observées par rapport aux données prédites par le modèle (Roussel et al., 2005). Statistiquement parlant, le modèle théorique correspond aux données empiriques lorsque la matrice de covariance théorique est égale ou proche de la matrice de covariance de l'échantillon (Lei & Wu, cité dans Jannoo et al., 2015, 575). L'ajustement du modèle peut être évaluée de manière inférentielle par le test du khi-deux et de manière descriptive en utilisant les indices d'ajustement (Schermelleh-Engel et al., 2003). Puisque chacun de ces indices a ses propres caractéristiques, ses propres avantages et ses propres faiblesses, il est donc préférable de les combiner pour effectuer une analyse plus objective (Zheng et al., 2019). Ces indices sont répartis en trois groupes (tableau 3); les indices absolus d'ajustement (*Absolute Fit Indexes*), les indices incrémentaux ou les indices d'ajustement relatif (*Relative or Comparative Fit Indexes*) et les indices de parcimonie (*Parsimony Fit Indexes*) (Zheng et al., 2019 ; Schumacker & Lomax, 2010).

Du fait que les indices d'ajustement sont très nombreux, les chercheurs ne s'accordent pas sur le choix de ceux à adopter. Cependant, et pour résoudre ce problème, Hair et al. et Holmes-Smith et al. (cité dans Awang, 2012, 63) ont recommandé d'utiliser au moins un indice d'ajustement pour chacune des trois catégories. Il convient de souligner que si l'ajustement adéquat n'a pas été réalisé, il serait nécessaire de revenir en arrière, peut-être jusqu'à l'AFE, et de modifier le modèle afin de l'améliorer. Il est donc possible de supposer que certains items sont redondants dans le modèle de mesure. Pour examiner cette redondance, on se base sur la valeur des indices de modification (*Modification Indices, MI*). Ceux-ci peuvent être conceptualisés comme une statistique du Khi-deux avec une unité de ddl (Jöreskog & Sörbom, 1993).

Ainsi, pour chaque paramètre fixe spécifié, le logiciel AMOS fournit une valeur de MI. Celle-ci représente la baisse attendue de la valeur globale du Khi-deux si le paramètre concerné devait être estimé librement lors d'une exécution ultérieure du logiciel (Byrne & St, 2022). En règle générale, une valeur de MI supérieure à 15 indique que les (deux) items en question soient redondants (Awang, 2012). Collier (2020) recommande de covarier les termes d'erreur lorsqu'une proposition de MI est supérieure à 10. Par ailleurs, pour traiter les items redondants dans le modèle initial, le chercheur peut adopter l'une des deux options suivantes (Collier, 2020) : *Option 1* qui consiste à supprimer l'un des deux items redondants et exécuter le nouveau modèle de mesure dans le logiciel AMOS ; *Option 2* qui vise à corrélérer (ou covarier) les termes d'erreur des deux items redondants en les définissant comme « paramètre libre » et exécuter le nouveau modèle de mesure dans le logiciel. Cela se fait en ajoutant des covariances entre les termes d'erreur concernés. Tous les autres IM sont inappropriés et donc à éviter.

Tableau 3 : Principaux indices, leur objectif et leur niveau d'acceptation dans l'évaluation de la qualité d'ajustement du modèle

Types	Objectif	Indices de validation	Seuil de validation	Références
Indices absolus	Évaluer la similarité entre le modèle théorique et les données observées.	Test de Khi-deux ou CMIN (<i>Likelihood-ratio chi-square, χ^2</i>)	– Plus petit possible – p-value > 0,05 (Non-rejet de l'hypothèse nulle).	Wheaton et al. (1977)
		GFI (<i>Goodness of Fit Index</i>)	Supérieur à 0,9 (GFI = 0,95 indique un bon ajustement).	Hermann et al. (1980) ; Joreskog et Sorbom (1984)
		AGFI (<i>Adjusted Goodness of Fit Index</i>)	Supérieur à 0,9 (AGFI = 0,95 indique un bon ajustement).	Tanaka et Huba (1985)
		RMR (<i>Root Mean Residual</i>) et SRMR (<i>Standardized Root Mean Residual</i>)	Le résidu doit être le plus petit possible.	
		RMSEA (<i>Root Mean Square Error of Approximation</i>)	Une valeur située entre 0,05 et 0,1. ⁶	Browne et Cudeck (1992)
Indices incrémentaux	Comparer ce qu'apporte le modèle testé par rapport à un modèle de référence.	NFI (<i>Normed Fit Index</i> ou <i>Bentler-Bonett Index</i>) ⁷	> 0,9 (NFI = 0,95 \forall bon ajustement).	Bollen (1989)
		CFI (<i>Comparative Fit Index</i>)	> 0,9 (CFI = 0,95 \forall bon ajustement).	Bentler (1990)
		NNFI (<i>Non-normed Fit Index</i>) ou TLI (<i>Tucker-Lewis Index</i>) dans Amos.	> 0,9 (TLI = 0,95 \forall bon ajustement).	Bentler et Bonett (1980)
Indices de parcimonie	Avoir un modèle aussi simple que possible avec un bon niveau d'ajustement.	Khi-deux normé ($\frac{\chi^2}{ddl}$)	Le plus petit possible ($\frac{\chi^2}{ddl} < 5$ indique un bon ajustement)	Marsh et Hocevar (1985)

Source : adapté de (Zheng et al., 2019, p.18) et de (Awang, 2012, pp.64-65)

⁶ Les valeurs de RMSEA \leq 0.05 peuvent être considérées comme un bon ajustement, les valeurs entre 0.05 et 0.08 comme un ajustement adéquat, et les valeurs entre 0.08 et 0.1 comme un ajustement médiocre, tandis que les valeurs > 0.1 ne sont pas acceptables (Browne & Cudeck, 1992).

⁷ Proposé par Bentler and Bonett (1980).

3.6.3. Test de la multi-normalité des indicateurs

Une fois le modèle externe évalué et ajusté, le chercheur doit examiner la normalité des items avant d'évaluer du modèle interne. Le test de multi-normalité est une condition à satisfaire pour la convergence de l'estimation par approche LISREL basée sur le MV (Byrne & St, 2022). Nous pouvons l'évaluer à travers les indices de forme, tels que les coefficients de symétrie (*Skewness*) et d'aplatissement (*Kurtosis*), vu que cette condition est difficilement vérifiable par tests d'hypothèses (Shapiro-Wilk ou autres). Les modèles de MES utilisant l'estimateur du MV (CB-SEM) sont assez robustes à une asymétrie supérieure à 1 en valeur absolue lorsque la taille de l'échantillon est élevée (> 200) (Awang, 2012), c.-à-d. entre -2 et 2 ou entre -3 et 3 pour *Skewness* et entre -10 et 10 pour *Kurtosis* (Collier, 2020). En s'appuyant sur les travaux de Curran et al. (1996) sur la normalité dans le cadre de l'AFC, les valeurs maximales de ces deux indices qu'il faut respecter pour tester la normalité des items varient entre -2 et 2 pour *Skewness* et entre -7 et 7 pour *Kurtosis*. Par ailleurs, selon Roussel et al. (2005), pour confirmer que chaque item suit une distribution approximativement normale, ces valeurs ne doivent pas dépasser -3 et 3 pour *Skewness* et -8 et 8 pour *Kurtosis*. Ils recommandent également l'utilisation du coefficient de *Mardia* pour tester la multi-normalité des indicateurs. Il s'agit d'un coefficient de concentration multivariée, c.-à-d. il prend en considération tous les items de manière simultanée (Bonett et al., 2002). Si la distribution s'écarte largement de la normalité, le chercheur peut recourir à certaines méthodes pour rendre les données approximativement normales. Il s'agit, entre autres, de la *distance de Mahalanobis* (qui mesure la distance au carré entre chaque observation de l'ensemble de données et le centroïde qui est le centre de toute la distribution des données) et de la *méthode Bootstrapping* (qui consiste à rééchantillonner les données collectées de plusieurs fois avec remise pour générer une estimation empirique de la distribution d'échantillonnage complète d'une statistique) (Mooney & Duval, 1993 ; Cheung & Lau, 2008).

3.7.Évaluation du modèle structurel avec AMOS

Il s'agit, à ce niveau, d'une part, d'évaluer la qualité de l'ajustement du modèle global en utilisant les trois catégories d'indices présentées dans la phase précédente, et d'autre part, d'examiner la qualité de l'ajustement du modèle interne en testant les hypothèses de recherche.

3.7.1. Ajustement du modèle global

Il s'agit de suivre la même méthodologie que celui du modèle externe (**tableau 3 ci-dessus**). Il s'agit, en effet, d'examiner la qualité d'ajustement du modèle théorique aux données empiriques. À cette fin, on utilise une panoplie d'indices, appelés indices d'ajustement.

3.7.2. Ajustement du modèle interne : test des hypothèses

Cela renvoie à confirmer la significativité statistique des relations structurelles linéaires entre les VL. Il s'agit également de vérifier des éventuelles relations de médiation et de modération. La présence de variables intermédiaires (médiatrices ou modératrice) signifie que la relation entre la VI et la VD est liée à l'existence d'une troisième variable qu'il faut explorer et étudier (James & Brett, cité dans El Akremi, 2005, 326).

- **Test des hypothèses des effets linéaires directs**

Dans cette phase, nous nous concentrerons sur la manière dont une VLI influence directement et linéairement une autre VLD dans un modèle MES. Les hypothèses sont testées en recourant aux estimations du modèle interne qui représentent les relations linéaires entre les VL, désignées par les coefficients de régression standardisés (β). Leur validation est conditionnée

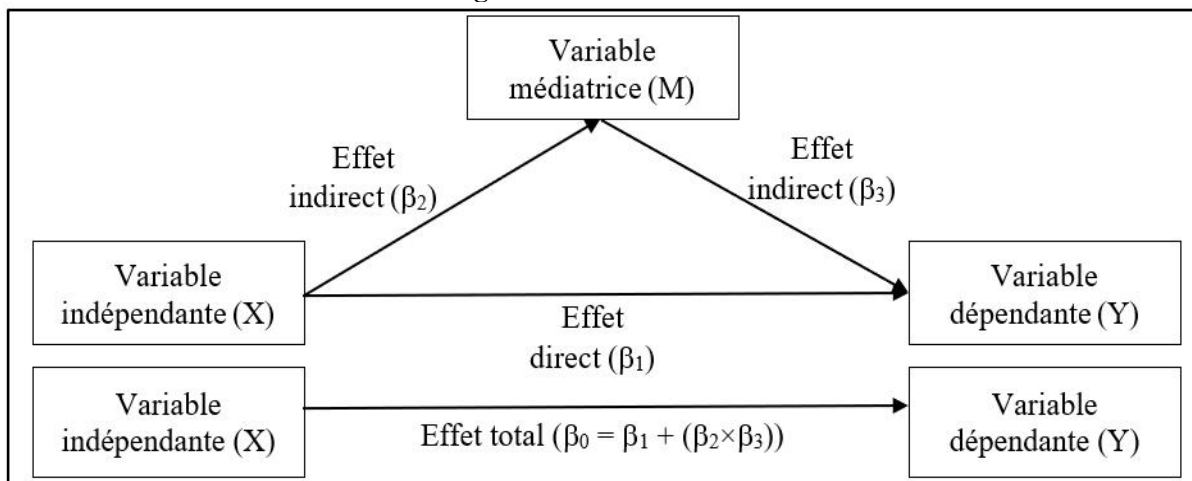
par deux éléments : l'importance des relations structurelles obtenues (plus les coefficients β sont proches de 1 ou de -1, plus ces relations sont fortes, et inversement, c.-à-d. plus les coefficients β s'approchent de 0, plus ces liens sont faibles) et leur significativité statistique (la valeur t de student qui doit être $\geq 1,96$ et celle de p (ou *p-value*) qui doit être $\leq 0,05^8$).

Ensuite, il est recommandé d'analyser pour chacune des VLD la proportion de la variance expliquée par les VLI exerçant un impact significatif (*p-value* $\leq 0,05$) sur la VLD. Pour ce faire, on recourt à un coefficient qui est similaire au coefficient de détermination R^2 utilisé dans la régression linéaire. Dans le cadre de la MES, ce coefficient est obtenu en retranchant à 1 le carré du coefficient standardisé de l'erreur associée à la VL (Bentler, 1989). Pour le logiciel AMOS, il s'agit du carré des corrélations multiples (*Squared Multiple Correlations, SMC*).

• **Test des hypothèses des effets linéaires indirects : la médiation**

La VMe est celle qui intervient entre une VI et une VD en vue de transmettre, entièrement (médiation totale) ou partiellement (médiation partielle), l'impact de la première sur la seconde (MacKinnon, 2008). Elle détermine comment, pourquoi et selon quelle mécanique la VI exerce un impact sur la VD (MacKinnon et al., 2002). Pour vérifier l'existence d'un effet de médiation dans un modèle, il s'avère nécessaire d'appréhender des termes spécifiques utilisés, tels que *l'effet direct* en présence de la VMe (β_1), *l'effet indirect* ($\beta_2 \times \beta_3$) et *l'effet total* ($\beta_0 = (\beta_2 \times \beta_3) + \beta_1$) (Collier, 2020) (figure 3).

Figure 3 : Effet médiateur



Source : adapté de (Awang, 2012, p.119)

Baron et Kenny (1986) procèdent à une distinction entre deux catégories de médiation : totale et partielle. *La médiation totale* (effet indirect uniquement) se produit lorsque l'effet direct entre les deux concepts (VI et VD) n'est plus statistiquement significatif après avoir introduit la VMe, alors que l'effet indirect, par le biais de cette dernière (VMe), est significatif. L'introduction de la VMe annule complètement la relation directe entre les deux concepts. Cela signifie, par conséquent, qu'il existe une seule et unique VMe dominante entre les deux variables initiales. Quant à *la médiation partielle*, les effets, direct et indirect, sont

⁸ Le seuil de signification (ou probabilité d'erreur) choisi par le chercheur dépend de la taille de l'échantillon. Lorsque celui-ci est de petite taille (< à 200), il est recommandé d'être prudent et de choisir, par conséquent, un seuil de 2,5% (voire 1% si taille de l'échantillon est ≤ 100 observations). Toutefois, quand l'échantillon est de grande taille (\geq à 200 observations), un seuil de 5% est largement suffisant (Roussel et al., 2005).

statistiquement significatifs. Cela signifie que l'introduction de la VMe dans le modèle conceptuel permet d'atténuer la relation directe entre les deux variables initiales, sans l'annuler entièrement (El Akremi, 2005). La médiation partielle peut être soit complémentaire soit compétitive (ou concurrentielle) (Collier, 2020). On parle de médiation partielle complémentaire quand l'effet direct et l'effet indirect ont la même direction de l'influence, c.-à-d. si l'effet direct exerce une influence positive (respectivement négative), l'effet indirect exercera aussi une influence positive (respectivement négative). En revanche, on parle de médiation partielle compétitive lorsque la direction de l'effet direct est différente par rapport à celle de l'effet indirect (Zhao et al., 2010).

Le modèle de médiation suggéré par Baron et Kenny (1986) a constitué l'un des cadres fondamentaux pour tester la médiation dans la mesure où il est simple, claire et rigoureux. Cette méthode consiste à effectuer quatre tests permettant d'examiner l'effet médiateur d'une VMe (M) dans la relation entre la VI (X) la VD (Y) (Baron & Kenny, 1986) :

- *Étape 1* : qui consiste à montrer que X exerce une influence significative ($t \geq 1,96$; $p \leq 0,05$) sur Y (chemin β_0 ; absence de M à cette première étape). Il s'agit d'une équation de régression linéaire simple de Y sur X : $Y = \beta_0 \times X + e_Y$
- *Étape 2* : qui consiste à montrer que X exerce un impact significatif sur M (chemin β_2 ; Y non-inclut). Cette influence doit être significative pour qu'il y ait médiation. La régression linéaire simple de M sur X : $M = \beta_2 \times X + e_M$
- *Étape 3* : montrer que M exerce une influence significative sur Y (chemin β_3). La régression linéaire multiple de Y sur M en contrôlant X : $Y = \beta_3 \times M + \beta_1 \times X + e_Y$ (les deux chemins β_3 et β_1 doivent être significatifs).

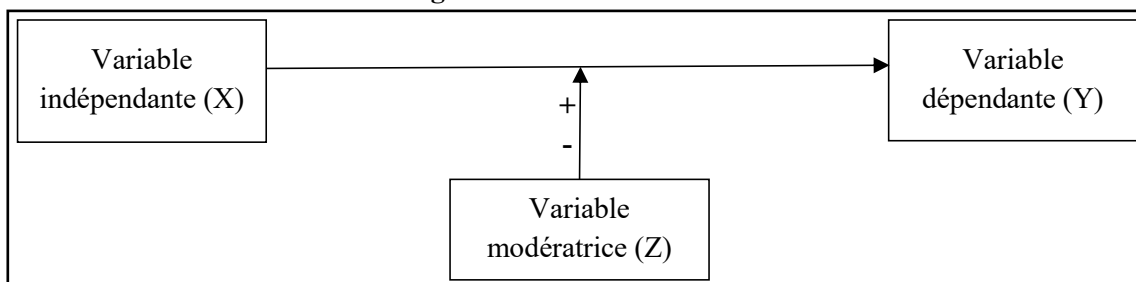
Si les trois premières étapes sont réalisées, on conclut que la VMe (M) exerce une médiation entre la VI (X) et la VD (Y), mais on ne peut pas se statuer sur la nature de la médiation : partielle ou complète. Dans cette perspective, il faut passer à l'étape (4) ci-dessous.

- *Étape 4* : Montrer que la médiation est complète si l'impact de X sur Y devient non significatif ($t < 1,96$; $p > 0,05$) après avoir introduit M (β_1 devient nul). Sinon la médiation est partielle, c.-à-d. si l'impact de X sur Y diminue mais il reste significatif après avoir introduit M.

• **Test des hypothèses des effets non linéaires : la modération**

Un effet modérateur renvoie à la présence d'une ou plusieurs variables qui modèrent l'impact d'une VI sur une VD (Borau et al., 2015). L'introduction de cette VMO dans le modèle peut modifier la nature, la grandeur, l'intensité (ou la force) ou même le sens de cet impact (Sharma et al., 1981).

Figure 4 : Effet modérateur



Source : adapté de (El Akremi, 2005, p. 328)

En raison du rôle de la VMO en tant que facteur de contingence qui a un impact sur la force, le sens et l'importance du lien entre deux variables, Preacher, Rucker et Hayes (2007) et Edwards (2008) recommandent d'employer l'expression « effet conditionnel » pour décrire un effet de modulation. La VMO (Z) peut être qualifiée de variable d'interaction, car elle interagit avec la VI (X) pour expliquer la VD (Y) (figure 4). Elle correspond donc à un effet non linéaire étant donné que l'effet combiné des deux variables (VI et VMO), représenté généralement par le produit ($X \times Z$), sur la VD est soit supérieur soit inférieur par rapport à la somme de leur effet pris séparément (El Akremi, 2005). La VMO peut être une variable quantitative ou qualitative (catégorielle ou ordinale) (Aguinis, 2004 ; Aguinis & Gottfredson, 2010).

Pour tester l'effet modérateur, on peut recourir à plusieurs méthodes d'analyse. Il s'agit de l'ANOVA, de l'analyse multi-groupes et de l'analyse des régressions multiples hiérarchiques de Aiken & West (1991)⁹.

- **La méthode de l'analyse multi-groupes**

Adaptée aux VMO nominales, plus particulièrement dichotomiques, cette méthode consiste à scinder l'échantillon en deux groupes qui correspondent aux deux modalités de la VMO. Deux situations sont à distinguer selon que cette VMO soit catégorielle dichotomique (Ex. le genre) ou non-dichotomique (Ex. la CSP), continue (Ex. la taille) ou ordinale (Ex. les modalités d'âge). Dans le premier cas, les deux groupes représentent tout simplement les deux modalités de la variable catégorielle dichotomique. Dans les autres cas, les deux groupes sont formés par la modification de la variable originale en une variable catégorielle binaire selon les valeurs extrêmes qui sont délimitées par la médiane (El Akremi, 2005). Une fois les deux groupes sont constitués, il importe de faire une analyse par régression pour chacun des deux groupes. Selon Mackenzie et Spreng (1992), l'effet modérateur est établi et statistiquement significatif si les paramètres estimés sont différents entre les deux groupes. En outre, la variation du coefficient de détermination (R^2) selon l'appartenance à chacun des deux groupes indique également la présence d'un tel effet (El Akremi, 2005). Bien que cette méthode soit simple et robuste, elle présente, en revanche, quelques limites. D'une part, la perte de l'information qui due à la modification des variables ordinale ou continue en variables dichotomiques, et d'autre part, la diminution de la taille de l'échantillon à cause du partage de l'échantillon initial en deux groupes, ce qui peut nuire à la robustesse des résultats obtenus (Stone-Romero & Anderson, 1994).

3.8. Interprétation et discussion des résultats

Après avoir obtenu un modèle ajusté et théoriquement cohérent, fournissant des estimations statistiquement significatives des différents paramètres, il incombe au chercheur d'approfondir l'analyse en procédant à une interprétation rigoureuse des résultats. Cette phase implique de relier systématiquement les conclusions empiriques aux questions de recherche initiales et aux objectifs fixés. L'interprétation des résultats doit permettre d'identifier clairement les éventuelles contributions théoriques (en confrontant les données aux cadres conceptuels existants ou en proposant de nouvelles perspectives), méthodologiques (en discutant la pertinence des méthodes utilisées et en suggérant des améliorations pour de futures recherches) et managériales (en formulant des recommandations pratiques pour les acteurs concernés).

⁹ Nous allons détailler uniquement la méthode de l'analyse multi-groupes (notamment celle de deux groupes).

4. Conclusion

La MES s'impose aujourd'hui comme un cadre méthodologique incontournable pour les chercheurs en sciences sociales, visant à tester empiriquement des modèles théoriques complexes et multidimensionnels. En tant que méthode d'analyse statistique de 2^{ème} génération, elle présente plusieurs avantages en comparaison avec les méthodes de 1^{ère} génération. Tout en étant une méthode exigeante en termes de conditions d'application, l'approche de la MES basée sur la covariance (LISREL) se distingue par sa rigueur méthodologique. Le présent article a démontré que la bonne compréhension et la maîtrise de la démarche de l'approche LISREL, de l'élaboration du modèle conceptuel jusqu'à l'interprétation des résultats et leur discussion, constitue un levier majeur pour tester et valider les modèles théoriques et produire, par conséquent, des travaux de recherche empiriques fiables et solide.

En définitive, le présent travail met en évidence les contributions de recherche, ses limites ainsi que ses perspectives. Quant aux apports, l'étude a contribué à la littérature méthodologique francophone, en proposant une analyse approfondie, cohérente et structurée, de la démarche de l'approche LISREL (apport théorique). Le travail a également proposé une démarche complète, pratique et opérationnelle de l'utilisation de l'approche LISREL, depuis le développement du cadre théorique de recherche jusqu'à l'examen du modèle interne et l'interprétation des résultats obtenus (apport méthodologique et pratique). Concernant les limites de recherche, d'une part, la présente étude a été consacrée à la démarche de l'approche LISREL via la mobilisation des logiciels SPSS et AMOS, et d'autre part, le travail est purement théorique et il ne s'appuie pas sur une application empirique illustrative en sciences de gestion. Quant aux perspectives de recherche, il serait pertinent, d'une part, d'élargir des comparaisons méthodologiques en incluant des analyses via d'autres logiciels (LISREL, Mplus, SmartPLS, etc.), et d'autre part, d'approfondir les concepts théoriques par une application empirique en science de gestion afin d'illustrer les phases de la démarche de l'approche LISREL avec des données réelles et concrètes.

Références

- Aguinis, H. (2004). *Regression Analysis for Categorical Moderators*. Guilford Press.
- Aguinis, H., & Gottfredson, R. K. (2010). Best-practice recommendations for estimating interaction effects using moderated multiple regression. *Journal of Organizational Behavior*, 31(6), 776-786. <https://doi.org/10.1002/job.686>
- Ahmimid, A. (2018). *Proposition d'un modèle d'analyse des déterminants de l'acceptation de l'usage des dispositifs de télédéclaration fiscale au Maroc* [Thèse de doctorat, Nantes]. <https://www.theses.fr/2018NANT3012>
- Aiken, L. S., & West, S. G. (1991). *Multiple regression*. (A. E. Kazdin, Éd.; p. 350-352). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1037/10520-147>
- Awang, Z. (2012). *Structural Equation Modeling Using Amos Graphic*. UiTM Press.
- Ayari, M., Mabilon-Bonfils, B., & Jeannin, L. (2023). Élaboration d'une échelle de mesure de la motivation dans un dispositif de cours en ligne ouvert et massif (EMOC-CLOM) en

- contexte francophone. *Distances et médiations des savoirs*, 41, 1-23. <https://doi.org/10.4000/dms.8739>
- Badaoui, M., & Chettih, A. (2017). La modélisation par des équations structurelles et leurs applications en management (le rôle de l'intelligence économique dans le management stratégique des PME). *Revue Marocaine de Recherche en Management et Marketing*, 1(16), 134-154. <https://doi.org/10.48376/IMIST.PRSM/remarem-v1i16.9831>
- Bagozzi, R. P. (avec Internet Archive). (1980). *Causal models in marketing*. New York : Wiley. <http://archive.org/details/causalmodelsinma0000bago>
- Baron, R., & Kenny, D. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research : Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51, 1173-1182. <https://doi.org/10.1037//0022-3514.51.6.1173>
- Bentler, P. (1989). *EQS: Structural equations program manual* (1^{ère} édition). BMDP Statistical Software, Los Angeles, California.
- Bentler, P., & Bonett, D. (1980). Significance Tests and Goodness-of-Fit in Analysis of Covariance Structures. *Psychological Bulletin*, 88, 588-606. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.88.3.588>
- Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107(2), 238-246. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.107.2.238>
- Blau, G., Paul, A., & St. John, N. (1993). On Developing a General Index of Work Commitment. *Journal of Vocational Behavior*, 42(3), 298-314. <https://doi.org/10.1006/jvbe.1993.1021>
- Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. John Wiley & Sons.
- Bonett, D. G., Woodward, J. A., & Randall, R. L. (2002). Estimating p-values for Mardia's coefficients of multivariate skewness and kurtosis. *Computational Statistics*, 17(1), 117-122. <https://doi.org/10.1007/s001800200094>
- Borau, S., El Akremi, A., Elgaaied-Gambier, L., Hamdi-Kidar, L., & Ranchoux, C. (2015). L'analyse des effets de médiation modérée : Applications en marketing. *Recherche et Applications En Marketing (French Edition)*, 30(4), 95-138. <https://doi.org/10.1177/0767370115585307>
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1992). Alternative Ways of Assessing Model Fit. *Sociological Methods & Research*, 21(2), 230-258. <https://doi.org/10.1177/0049124192021002005>
- Byrne, B., & St, C. (2022). *Structural Equation Modeling With AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming* (2^{ème} édition). Routledge Taylor & Francis Group.
- Chéron, E., Perrien, J., & Zins, M. (1984). *Recherche en marketing : Méthodes et décisions*. Gaëtan Morin, Montréal.

- Cheung, G. W., & Lau, R. S. (2008). Testing mediation and suppression effects of latent variables : Bootstrapping with structural equation models. *Organizational Research Methods*, 11(2), 296-325. <https://doi.org/10.1177/1094428107300343>
- Chin, W., & Marcoulides, G. (1998). The Partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling. Dans G. Marcoulides (Dir), *Modern Methods for Business Research* (1^{ère} édition, pp. 295-336). Lawrence Erlbaum associates, publisher.
- Churchill, G. A. (1979). A Paradigm for Developing Better Measures of Marketing Constructs. *Journal of Marketing Research*, 16(1), 64-73. <https://doi.org/10.2307/3150876>
- Collier, J. (2020). *Applied Structural Equation Modeling using AMOS Basic to Advanced Techniques* (1^{ère} édition). Routledge Taylor & Francis Group.
- Curran, P. J., West, S. G., & Finch, J. F. (1996). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological Methods*, 1(1), 16-29. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.1.1.16>
- Diamantopoulos, A. (2006). The Error Term in Formative Measurement Models : Interpretation and Modeling Implications. *Journal of Modelling in Management*, 1, 7-17. <https://doi.org/10.1108/17465660610667775>
- Edwards, J. R. (2008). To Prosper, Organizational Psychology Should ... Overcome Methodological Barriers to Progress. *Journal of Organizational Behavior*, 29(4), 469-491. <https://doi.org/10.1002/job.529>
- El Akremi, A. (2005). Chapitre 12. Analyse des variables modératrices et médiatrices par les méthodes d'équations structurelles. Dans P. Roussel & F. Wacheux, *Management des ressources humaines* (pp. 325-348). De Boeck Supérieur. <https://doi.org/10.3917/dbu.rouss.2005.01.0325>
- Evrard, Y., Pras, B., & Roux, E. (2003). *Market : Études et recherches en marketing*. Dunod.
- Fornell, C. (1985). *A Second generation of multivariate analysis : Classification of methods and implications for marketing research* (p. 66) [Working Paper]. <http://deepblue.lib.umich.edu/handle/2027.42/35621>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18, 39-50. <https://doi.org/10.2307/3151312>
- Gefen, D., Straub, D., & Boudreau, M.-C. (2000). Structural Equation Modeling and Regression : Guidelines for Research Practice. *Communications of the Association for Information Systems*, 4, 1-77. <https://doi.org/10.17705/1cais.00407>
- Goretzko, D., Siemund, K., & Sterner, P. (2024). Evaluating Model Fit of Measurement Models in Confirmatory Factor Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 84(1), 123-144. <https://doi.org/10.1177/00131644231163813>

- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2004). A Beginner's Guide to Partial Least Squares Analysis. *Understanding Statistics*, 3(4), 283-297. https://doi.org/10.1207/s15328031us0304_4
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., & Black, W. C. (1998). *Multivariate Data Analysis* (Pearson). Prentice Hall.
- Hair, J., Hult, G. T. M., Ringle, C., Sarstedt, M., Lux, G., & Troiville, J. (2022). *Modèles d'équations structurelles Partial Least Squares PLS-SEM 3e édition (1^{ère} édition française)* (3^{ème} édition). Presses Universitaires de Provence.
- Henseler, J., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2015). A New Criterion for Assessing Discriminant Validity in Variance-based Structural Equation Modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Hermann, J., Joreskog, K. G., & Sorbom, D. (1980). Advances in Factor Analysis and Structural Equation Models. *Journal of the American Statistical Association*, 75(372), 1042. <https://doi.org/10.2307/2287220>
- Holmes-Smith, P., Coote, L., & Cunningham, E. (2006). *Structural Equation Modeling : From the Fundamentals to Advanced Topics*. School Research, Evaluation and Measurement Services.
- Horn, J. L., & Cattell, R. B. (1966). Refinement and test of the theory of fluid and crystallized general intelligences. *Journal of Educational Psychology*, 57(5), 253-270. <https://doi.org/10.1037/h0023816>
- James, L. R., & Brett, J. M. (1984). Mediators, moderators, and tests for mediation. *Journal of Applied Psychology*, 69(2), 307-321. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.69.2.307>
- Jannoo, Z., Kamaruddin, Amira, A., Sayang, Y., & Deni, S. (2015). Sample Size and Non-normality Effects on Goodness of Fit Measures in Structural Equation Model. *Pertanika Journal of Science and Technology*, 25, 575-586.
- Jolliffe, I. T. (2002). *Principal Component Analysis*. Springer Science & Business Media.
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1993). *LISREL 8 : Structural Equation Modeling with the SIMPLIS Command Language*. Scientific Software International.
- Jöreskog, K., & Wold, H. (1982). The ML and PLS techniques for modeling with latent variables : Historical and comparative aspects. Dans K. Joreskog, & H. Wold, *Systems under Indirect Observation : Causality, Structure, Prediction* (p. 263-270). Elsevier, Amsterdam.
- Kaiser, H. F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20, 141-151. <https://doi.org/10.1177/001316446002000116>
- Kaiser, H. F., & Rice, J. (1974). Little Jiffy, Mark IV. *Educational and Psychological Measurement*, 34(1), 111-117. <https://doi.org/10.1177/001316447403400115>

- Lacroux, A. (2011). Les avantages et les limites de la méthode « Partial Least Square » (PLS) : Une illustration empirique dans le domaine de la GRH. *Revue de gestion des ressources humaines*, 80(2), 45-64. <https://doi.org/10.3917/grhu.080.0045>
- Lei, P.-W., & Wu, Q. (2007). Introduction to Structural Equation Modeling : Issues and Practical Considerations. *Educational Measurement: Issues and Practice*, 26(3), 33-43. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3992.2007.00099.x>
- Mackenzie, S. B., & Spreng, R. A. (1992). How Does Motivation Moderate the Impact of Central and Peripheral Processing on Brand Attitudes and Intentions? *Journal of Consumer Research*, 18(4), 519-529. <https://doi.org/10.1086/209278>
- MacKinnon, D. (2008). *Introduction to Statistical Mediation Analysis* (1^{ère} édition). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203809556>
- MacKinnon, D., Lockwood, C., Hoffman, J., West, S., & Sheets, V. (2002). A comparison of methods to test the mediation and other intervening variable effects. *Psychological Methods*, 8, 1-35. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.7.1.83>
- Marsh, H. W., & Hocevar, D. (1985). Application of confirmatory factor analysis to the study of self-concept : First- and higher order factor models and their invariance across groups. *Psychological Bulletin*, 97(3), 562-582. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.97.3.562>
- Mooney, C. Z., & Duval, R. D. (1993). *Bootstrapping : A nonparametric approach to statistical inference* (1^{ère} édition). Sage Publications, Inc. <https://doi.org/10.4135/9781412983532>
- Mourre, M.-L. (2013). La modélisation par équations structurelles basée sur la méthode PLS: une approche intéressante pour la recherche en marketing. *HAL Open Science, 9^{ème} Congrès de l'Association Française du Marketing*, 1-24.
- Navarro, D., Foxcroft, D., & Meunier, J.-M. (2021). *Apprentissage des statistiques avec Jamovi : Un tutoriel pour les étudiants en psychologie et autres débutants*. (Version 0.70.2). <https://jmeunierp8.github.io/ManuelJamovi/index.html>
- Numan, M. (2021). The Application of Item Response Theory in Analysis of Characteristics of Mathematical Literacy Test Items. *Ilkogretim Online - Elementary Education Online*, 20(1), 1226-1237. <https://doi.org/doi:%252010.17051/ilkonline.2021.01.119>
- Nunnally, J. C. (avec Internet Archive). (1978). *Psychometric theory* (3^{ème} édition). New York : McGraw-Hill. <http://archive.org/details/psychometrictheo00nunn>
- Ossama, R. A. S. (2008). *التحليل الإحصائي للمتغيرات المتعددة باستخدام برنامج spss* -. http://archive.org/details/spss_20200614
- Preacher, K. J., Rucker, D. D., & Hayes, A. F. (2007). Addressing Moderated Mediation Hypotheses : Theory, Methods, and Prescriptions. *Multivariate Behavioral Research*, 42(1), 185-227. <https://doi.org/10.1080/00273170701341316>
- Roussel, P. (1996). *Rémunération, motivation et satisfaction au travail*. Economica.

- Roussel, P. (2005). Chapitre 9. Méthodes de développement d'échelles pour questionnaires d'enquête. Dans P. Roussel & F. Wacheux, *Management des ressources humaines* (p. 245-276). De Boeck Supérieur. <https://doi.org/10.3917/dbu.rouss.2005.01.0245>
- Roussel, P., Durrieu, F., & Campoy, E. (2002). *Méthodes d'équations structurelles : Recherche et applications en gestion*. Economica.
- Roussel, P., Durrieu, F., Campoy, E., & El Akremi, A. (2005). Chapitre 11. Analyse des effets linéaires par modèles d'équations structurelles. Dans P. Roussel & F. Wacheux, *Management des ressources humaines* (pp. 297-324). De Boeck Supérieur. <https://doi.org/10.3917/dbu.rouss.2005.01.0297>
- Sarstedt, M., Ringle, C., & Hair, J. (2022). Partial Least Squares Structural Equation Modeling. C. Homburg, M. Klarmann et A. Vomberg, *Handbook of Market Research* (pp. 587-632). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-05542-8_15-1
- Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., & Müller, H. (2003). Evaluating the Fit of Structural Equation Models: Tests of Significance and Descriptive Goodness-of-Fit Measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8, 23-74.
- Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2010). *A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling* (3^{ème} édition). Routledge.
- Sharma, S., Durand, R. M., & Gur-Arie, O. (1981). Identification and Analysis of Moderator Variables. *Journal of Marketing Research*, 18(3), 291-300. <https://doi.org/10.1177/002224378101800303>
- Stan, V., & Saporta, G. (2006, mai). Une comparaison expérimentale entre les approches PLS et LISREL. *38èmes Journées de Statistique*. <https://hal.science/hal-01125190>
- Stone-Romero, E. F., & Anderson, L. E. (1994). Relative power of moderated multiple regression and the comparison of subgroup correlation coefficients for detecting moderating effects. *Journal of Applied Psychology*, 79(3), 354-359. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.79.3.354>
- Sürücü, L., & Maslakci, A. (2020). *Validity and Reliability in Quantitative Research*. 8, 2694-2726. <https://doi.org/10.15295/bmij.v8i3.1540>
- Tanaka, J. S., & Huba, G. J. (1985). A fit index for covariance structure models under arbitrary GLS estimation. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 38(2), 197-201. <https://doi.org/10.1111/j.2044-8317.1985.tb00834.x>
- Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y.-M., & Lauro, C. (2005). PLS path modeling. *Computational Statistics & Data Analysis*, 48(1), 159-205. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2004.03.005>
- Thakkar, J. (2020). *Structural Equation Modelling : Application for Research and Practice (with AMOS and R)*. Springer, Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-15-3793-6>

- Valette-Florence, P. (1988). *L'implication, variable médiatrice entre styles de vie, valeurs et modes de consommation* [Thèse de doctorat en Sciences de Gestion, Université Pierre Mendès France (Grenoble)]. <https://theses.fr/1988GRE21005>
- Vautier, S., Roussel, P., & Jmel, S. (2005). Chapitre 10. Modéliser les différences individuelles avec l'analyse factorielle. Dans P. Roussel & F. Wacheux, *Management des ressources humaines* (p. 277-296). De Boeck Supérieur. <https://doi.org/10.3917/dbu.rouss.2005.01.0277>
- Wheaton, B., Muthen, B., Alwin, D. F., & Summers, G. F. (1977). Assessing Reliability and Stability in Panel Models. *Sociological Methodology*, 8, 84-136. <https://doi.org/10.2307/270754>
- Zhao, X., Lynch Jr., J. G., & Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny : Myths and truths about mediation analysis. *Journal of Consumer Research*, 37(2), 197-206. <https://doi.org/10.1086/651257>
- Zheng, L., Plaisent, M., Zuccaro, C., & Bernard, P. (2019). *Introduction à la modélisation d'équations structurelles : AMOS dans la recherche en gestion*. Presses de l'Université du Québec.